DOI: 10.22067/jfcei.2022.73920.1092

پیش‌بینی ایمنی ترافیک با استفاده از روش بهینه‌سازی گروه ذرات و ماشین راهنمای پشتیبان*

مقاله پژوهشی

محمود عامری[1] حمید بیگدلی راد[2] حمید شاکر[3] امیرحسین عامری[4] سید امیر سعادتجو [5] سعید فاطمی [6] سید علی ضیائی [7]

چکیده *تصادفات جاده‌ای و تلفات ناشی از آن یکی از چالش‌های کنونی جوامع بشری است که هزینه‌های اقتصادی زیادی را بر اقتصاد کشورها تحمیل نموده است. با توجه به اطلاعات مربوط به ایمنی ترافیک در مطالعات پیشین، تعیین برنامه‌ریزی ایمنی ترافیک با پیش‌بینی افزایش تصادفات رانندگی، بسیار حائز اهمیت می‌باشد. مدل های شبکه عصبی استفاده شده در این زمینه دارای خلاءهایی همچون ضعف در نقاط با تعداد تصادفات صفر و تفاوت نتایج در هر بار آزمایش می‌باشند، در این مطالعه به‌منظور حل مشکلات شبکه عصبی پس انتشار، یک روش جدید که ترکیب بهینه‌سازی گروه ذرات و ماشین راهنمای پشتیبان (PSO-SVM) می‌باشد با هم ترکیب می شوند تا به منظور پیش‌بینی ایمنی ترافیک مورد استفاده قرار گیرد. ابتدا عوامل مؤثر بر ایمنی ترافیک و شاخص‌های ارزیابی مورد تجزیه‌وتحلیل قرار می‌گیرند، سپس مدل پیش‌بینی ایمنی ترافیک توسط بهینه سازی گروه ذرات و ماشین راهنمای پشتیبان باتوجه به عوامل مؤثر ایجاد می شود. در نهایت، داده‌های مربوط به ایمنی ترافیک از سال ۱۳۷٦ تا ۱۳۹۷ برای تحقیق در مورد توانایی پیش‌بینی روش پیشنهادی بکار گرفته می شوند. نتایج تجربی نشان می‌دهد که پیش‌بینی ایمنی ترافیک توسط بهینه سازی گروه ذرات و ماشین راهنمای پشتیبان برتر از شبکه عصبی پس انتشار است. مقادیر میانگین مطلق خطا برای پیش‌بینی تعداد تصادفات توسط بهینه‌سازی گروه ذرات و ماشین راهنمای پشتیبان و شبکه عصبی پس انتشار به ترتیب مقادیر ۰/۰۲۸۱ و ۰/۰٤۹۸ را به خود اختصاص دادند. مدل‌های ساخته شده در این مطالعه دارای نوسانات بیشتری نسبت به داده‌های مشاهده می‌باشند، بنابراین می‌توان به‌منظور تنظیم مدل‌های مذکور، مدل‌های دقیق‌تری ایجاد نمود. میزان خطا در مدل های مربوط به تعداد مجروحین کمتر از داده‌های تعداد تصادفات و تلفات می‌باشد، که می‌توان علت این موضوع را به تعداد داده‌های بیشتر مربوط دانست.*

واژه‌های کلیدی شبکه عصبی، بهینه‌سازی گروه ذرات و ماشین راهنمای پشتیبان، ایمنی ترافیک، پس انتشار.

مقدمه

در سال‌های اخیر پیشرفت وسایل نقلیه موتوری در حمل‌ونقل جاده‌ای، تغییراتی را ایجاد نموده و منافع بی‌شماری برای جوامع بشری به ارمغان آورده‌اند، اما این منافع با خسارت‌های سنگین مربوط به کشته و مجروح شدن انسان‌ها در جاده‌ها همراه بوده است. تصادفات رانندگی هم‌زمان با پیشرفت صنعت خودرو باعث افزایش مشکلات اقتصادی و به دنبال آن آسیب‌های جسمی، روحی و روانی و معلولیت انسان‌های بی‌شماری می گردد [1,2]. تصادفات و تلفات انسانی ازجمله عوارض ناخوشایند، توسعه ناموزون تکنولوژی حمل‌ونقل می‌باشند. لازمه موفقیت سیاست‌های ایمنی و تضمین‌کننده کارایی اقدامات پیشگیرانه، به‌کارگیری نتایج مطالعات و تحقیقات علمی در خصوص ایمنی راه می‌باشد. ازجمله ابزارهای مؤثر و مفید در این زمینه مدل‌های فراابتکاری می‌باشند. مدل از یک‌سو ابزاری است جهت توصیف، توضیح و یا پیش‌بینی یک پدیده معین و از سوی دیگر می‌تواند جهت ترکیب و یکپارچه‌سازی اثرات متغیرهای تصمیم‌گیری بکار گرفته شود. تصادفات جاده‌ای در ایران رو به افزایش است و سالانه خسارات مالی، جانی و اجتماعی سنگین و در بسیاری از موارد غیرقابل جبرانی بر دوش جامعه و مردم قرار می‌دهد. با پیشرفت سریع تکنولوژی، پایگاه داده‌هایی با صدها و هزاران ویژگی در زمینه‌های شناسایی الگو، داده‌کاوی، یادگیری ماشین و غیره به وجود آمده است [3]. SVM یکی از روش‌های یادگیری

---

* تاریخ دریافت مقاله۱٤۰۰/۹/۸ و تاریخ پذیرش آن ۱٤۰۰/۱۰/۲۹ می‌باشد.

(۱) نویسنده مسئول: استاد، گروه راه و ترابری، دانشکده عمران، دانشگاه علم و صنعت ایران.

Email: ameri@iust.ac.ir

(۲) دانشجوی دکتری حمل و نقل، دانشکده عمران، دانشگاه علم و صنعت ایران.

(۳) دانشجوی دکتری راه و ترابری، دانشکده عمران، دانشگاه علم و صنعت ایران.

(٤) دانش آموخته کارشناسی ارشد راه و ترابری، دانشکده عمران، دانشگاه علم و صنعت ایران.

(۵) دانشجوی دکتری راه و ترابری، دانشکده عمران، دانشگاه علم و صنعت ایران.

(٦) دانشجوی دکتری راه و ترابری، دانشگاه فردوسی مشهد.

(۷) استادیار، دانشکده مهندسی، دانشگاه فردوسی مشهد.

با نظارت (برچسب گذاری شده) است که از آن برای طبقه‌بندی استفاده می‌کنند. این روش ازجمله روش‌های نسبتاً جدیدی است که در سال‌های اخیر کارایی خوبی نسبت به روش‌های قدیمی‌تر ازجمله شبکه‌های عصبی پرسپترون داشته است. مبنای کاری دسته‌بندی کننده SVM (Support Vector Machine) دسته‌بندی خطی داده‌ها است و در تقسیم خطی داده‌ها سعی می شود خطی انتخاب شود که حاشیه اطمینان بیشتری داشته باشد [4]. روش بهینه‌سازی ازدحام ذرات یک روش محاسباتی می‌باشد که مسئله را با تلاش‌های مکرر، جهت بهبود یک‌راه حل کاندید با توجه به معیار کیفیت مفروض، بهینه می‌کند. PSO یک مسئله را با داشتن مجموعه‌ای از راه‌حل‌های کاندید، بهینه می‌کند و این ذرات را درون یک فضای جستجو توسط فرمول‌های ریاضی ساده برای محاسبه موقعیت و سرعت ذره، حرکت می‌دهد. حرکت هر ذره تحت تأثیر بهترین موقعیت شناخته‌شده محلی می‌باشد، که درعین‌حال به سمت بهترین موقعیت‌های شناخته‌شده در کل فضای جستجو (که با پیدا شدن موقعیت‌های بهتر توسط ذرات، جایگزین می‌شوند) هدایت می‌شود. این روند موجب حرکت گروه به سمت بهترین راه‌حل‌ها می‌گردد[5]. این ذرات در فضای پاسخ حرکت می‌کنند و نتایج حاصله بر مبنای «ملاک شایستگی» پس از هر بازه زمانی محاسبه می‌شود. باگذشت زمان، ذرات به سمت ذراتی که دارای ملاک شایستگی بالاتری هستند و در گروه ارتباطی یکسانی قرار دارند، شتاب می‌گیرند [6, 7]. زمانی که موقعیت‌های بهتر کشف می‌شوند، به هدایت حرکات گروه می‌پردازند. این فرایند تکراری ادامه می یابد و با انجام آن می‌توان به نتیجه مطلوب امید داشت، اما نمی‌توان این مقوله را تضمین کرد، که یک‌راه حل مناسب بدست آید [8].

با توجه به پژوهش های انجام یافته در زمینه پیش بینی ایمنی ترافیک، امروزه اکثر روش های پیش بینی ایمنی ترافیک به روش های پارامتری، غیرپارامتری و ترکیبی تقسیم می شوند. در اغلب روش‌های پیش‌بینی پارامتری با استفاده از مدل های رگرسیون، مدل حداکثر شباهت و مدل‌های سری زمانی داده‌های گذشته مدل شده و ایمنی ترافیک چند گام بعد پیش بینی می‌گردد[9]. از مزایای این روش‌ها می توان به ساده بودن مدل پیش‌بین اشاره نمود و بزرگ‌ترین عیب اغلب این روش‌ها وابستگی آنها به میزان بسیار زیاد داده‌های تاریخی و همچنین عملکرد ضعیف آنها در حضور خطا، اغتشاش و تغییرات شدید و ناگهانی تصادفات ترافیکی است[10]. در روش های پیش بینی غیر پارامتری وقایع خاص ترافیکی مثل تراکم یا وقوع تصادف در جاده، با دقت بیشتری قابل پیش بینی می باشند. پیچیده بودن مدل و وابستگی شدید آنها به حجم زیاد داده از معایب عمده این روش ها هستند. از مشهورترین روش های غیر پارامتری که برای پیش‌بینی ایمنی ترافیک مورد استفاده قرار گرفته است می‌توان به شبکه‌های عصبی، مدل نزدیک‌ترین همسایه و مدل SVM اشاره کرد. معمولاً هرکدام از روش های فوق فقط در شرایط خاصی از ترافیک جواب خوبی را ارائه می‌کنند و درصورت تغییر شرایط ترافیکی، نسبت به این تغییرات غیرمقاوم بوده و بازدهی بالایی در پیش‌بینی جریان ترافیک نخواهند داشت [11]. در سال های اخیر محققان برای افزایش دقت پیش‌بینی که خلاء مطالعات می‌باشد، از ترکیب خطی و یا غیرخطی روش‌های پیش‌بینی پارامتری و غیرپارامتری استفاده نموده و روش‌های پیش‌بینی ترکیبی را ابداع نموده اند [12] که میزان دقت آنها بستگی به نوع عملیات ترکیب و نوع روش‌های پارامتری و غیرپارامتری استفاده شده دارد. از جمله روش‌های ترکیبی در ایمنی ترافیک روش PSO-SVM (Partial Swarm Optimization) بوده که در حوزه‌های مختلف مهندسی ترافیک از جمله ایمنی ترافیک استفاده شده است [13].

در سال‌های گذشته، با بهبود وضعیت ساخت جاده و افزایش حضور خودروهای امدادی سیار و استفاده از مسیرهای مختلف، میزان تصادفات رانندگی روندی نسبتا نزولی داشته است [14-17]. این امری مهم است که برنامه‌ریزی ایمنی ترافیک توسط پیش‌بینی تصادفات رانندگی بر اساس داده‌های ایمنی در سال‌های گذشته تعیین شود [18-20]. شبکه‌های عصبی مصنوعی، به‌ویژه شبکه عصبی پس انتشار، روش‌های رایج پیش‌بینی ایمنی ترافیک هستند. بااین‌حال خلاء موجود در مطالعات پیشین آن است که روش شبکه عصبی پس انتشار، به دلیل اشکالات ذاتی این روش، مانند به دام افتادن در نقاط بهینه‌سازی محلی، دچار مشکل خواهد شد[21-24] . ماشین راهنمای پشتیبان (SVM) یک نوع روش یادگیری ماشین است که می‌تواند برای حل مشکل پیش‌بینی با نمونه‌های کوچک و غیرخطی استفاده شود [25, 26]. بزرگ‌ترین مشکلی که در ساخت مدل SVM اتفاق می‌افتد این است که چگونه مقادیر پارامتر آموزشی روش SVM انتخاب شود و همچنین این موضوع که تنظیمات پارامتر نامناسب منجر به پیش‌بینی ضعیف می‌شوند[27-29]. حال مسئله اساسی تحقیق آن است که به چه روشی می‌توان این خلاء ها را پر و نقایص را

مرتفع نمود. بنابراین به دنبال پاسخ آن در ادامه مطالعه می‌باشیم. اگر اثر قابل‌توجهی از پارامترها بر روی عملکرد کلی روش SVM را در نظر بگیرید؛ از بهینه‌سازی گروه ذرات برای جستجوی پارامترهای SVM در فضای جهانی استفاده می‌شود [30]. این تکنیک از رفتارهای اجتماعی مانند مهاجرت پرندگان و پرورش ماهی گرفته‌شده است که می‌تواند به‌طور مؤثری راه‌حل‌های بهینه یا نزدیک به بهینه را در فضاهای جستجو پیدا کند [31, 32]. در این مطالعه هدف آن است که با ترکیب PSO – SVM به عنوان روشی نوین ضعف شبکه های عصبی پوشش داده شود و دقت محاسبات افزایش داده شود. لذا در این مطالعه روش موردنظر برای نخستین بار بر روی حجم بالایی از داده ها در ایران انجام گرفت و البته این مدل برای هر ۳ مورد تعداد تصادفات، تعداد تلفات و تعداد مجروحین پیاده سازی شده است. از جمله عوامل موثر در مدل مذکور مطابق با مطالعات محققین دیگر عبارتند از دوربین های کنترل سرعت [33]، تعداد مراکز امداد جاده‌ای [34]، جمعیت [35]، نفر-کیلومتر جابجا شده [36] و نسبت خودروهای مسافری به باری [37].

روش تحقیق

در این مطالعه رویکرد جدید که بهینه‌سازی گروه ذرات و ماشین بردار پشتیبان (PSO - SVM) را ترکیب می‌کند، برای پیش‌بینی ایمنی ترافیک ارائه‌شده است. ابتدا، عوامل مؤثر بر ایمنی ترافیک $\{(x_i, y_i)\}_i^n$ و شاخص‌های ارزیابی مورد تجزیه‌وتحلیل قرار می‌گیرند، سپس مدل پیش‌بینی ایمنی ترافیک توسط PSO - SVM با توجه به عوامل مؤثر ایجادشده است. داده‌های مربوط به ایمنی ترافیکی در کشور (شامل تعداد تصادفات، تلفات و مجروحین) از ۱۳۷۶ تا ۱۳۹۷ برای تحقیق بر روی توانایی پیش‌بینی روش پیشنهادی، که در آن داده‌های مربوط به سال‌های ۱۳۷۶ تا ۱۳۹۰ به‌عنوان داده‌های آموزشی مورداستفاده قرار می‌گیرند و داده‌های مربوط به سال‌های ۱۳۹۱ تا ۱۳۹۷ به‌عنوان داده‌های آزمایش مورداستفاده قرار می‌گیرند. مجموعه‌ای از داده‌ها را در نظر بگیرید که در آن x_i متغیر ورودی، y_i مقدار تابع هدف متناظر [38, 39] می باشد. تابع $f(x)$ با استفاده از یک تابع خطی در فضای ویژگی نشان داده‌شده است:

$$f(x) = N.q(x) + k \qquad (۱)$$

که در آن N بردار وزن و k نشان‌دهنده میزان تمایل است.

مسئله بهینه‌سازی حل‌شده توسط SVM می‌تواند به‌صورت رابطه‌ی (۲) فرموله شود:

$$\min \quad \frac{1}{2}\|N\|^2 + C\sum_{i=1}^{N}(\delta_i + \delta_i^*) \qquad (۲)$$

$$\text{s.t.} \quad y_i - N.q(x) - k \le \varepsilon + \delta_i$$

$$N.q(x) + k - y_i \le \varepsilon + \delta_i^*$$

$$\delta_i \ge 0, \quad \delta_i^* \ge 0$$

که در آن $C>0$ است و مبادله بین ریسک تجربی و دوره تناوب را تعیین می‌کند. δ و δ^* دو متغیر منقطع مثبت هستند که انحراف $(y_i - f(x_i))$ از مرزهای منطقه غیر حساس ε را اندازه‌گیری می‌کنند.

با ایجاد تابع لاگرانژ، مسئله دوگانه را می‌توان به‌صورت رابطه‌ی (۳) به دست آورد:

$$\max \quad -\frac{1}{2}\sum_{ij=1}^{N}(L_i + L_i^*)(L_j + L_j^*)\,k(x_i, x_j) + \sum_{i=1}^{N} y_i(L_i + L_i^*)$$
$$-\varepsilon\sum_{i=1}^{N}\varepsilon(L_i + L_i^*)$$

(۳)

$$\text{s.t.} \quad \sum_{i=1}^{N}(L_i + L_i^*) = 0$$

$$L_i \ge 0, \quad L_i^* \le C$$

که در آن L_i و L_i^* ضرایب لاگرانژ هستند که با حل مسئله بهینه‌سازی دوگانه از روش ماشین بردار پشتیبان به دست می‌آیند، و $K(x_i,x_j)= q(X_i)\, q(X_j)$ تابع کرنل هستند.

در نهایت، تابع رگرسیون عملکرد مطابق رابطه‌ی (٤) به دست می‌آید:

$$f(x) = \sum_{ij=1}^{N}(L_i + L_i^*)\,k(x_i, x) + k \qquad (٤)$$

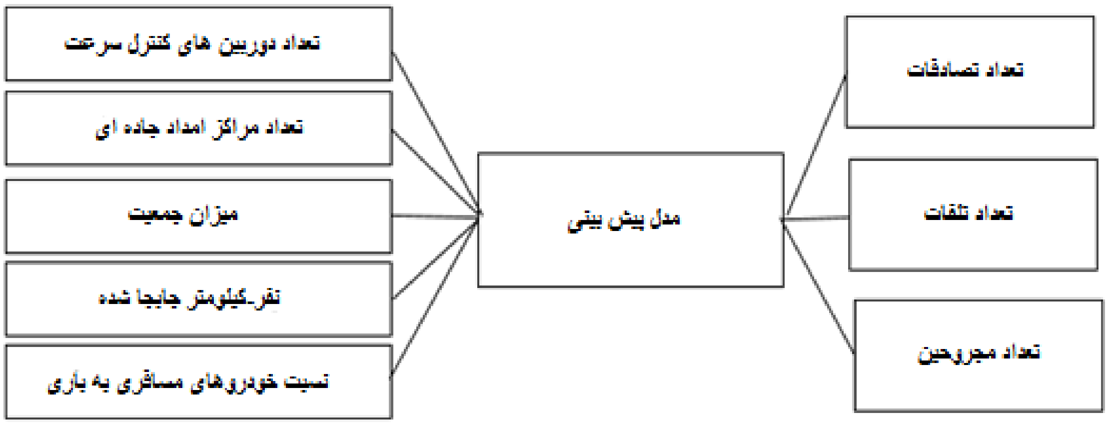
پیش‌بینی ایمنی ترافیک توسط PSO-SVM

انتشار مجموعه‌های آزمایشی

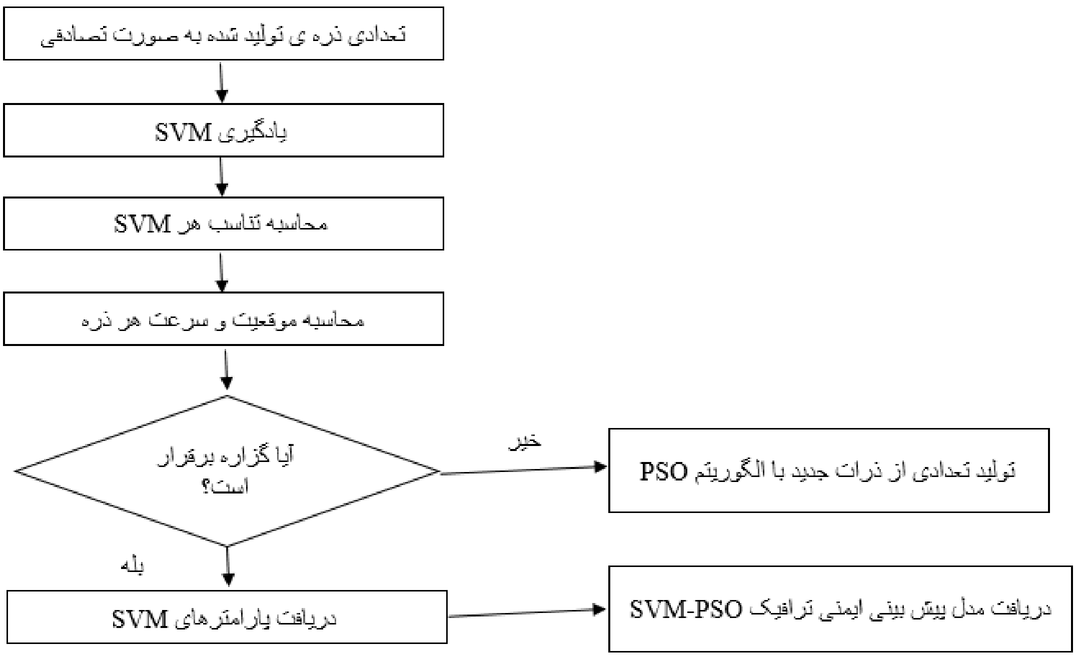
پیش‌بینی ایمنی ترافیک، نوعی مدل پیش‌بینی غیرخطی بر اساس عوامل تأثیرگذار است. شاخص‌های ارزیابی ایمنی ترافیک عمدتاً شامل تعداد تصادفات، تعداد فوت و تعداد تصادفات جرحی می‌شود و عوامل مؤثر بر ایمنی ترافیک عمدتاً شامل تعداد دوربین‌های کنترل سرعت، تعداد مراکز امداد جاده‌ای، جمعیت، نفر-کیلومتر جابجا شده و نسبت خودروهای مسافری به باری

می‌باشد. پنج عامل تأثیرگذار در ایمنی ترافیک، بردار ورودی مدل پیش‌بینی را تشکیل داده و سه شاخص ارزیابی ایمنی ترافیک به‌عنوان مقادیر خروجی مدل پیش‌بینی استفاده می‌شوند. سپس مجموعه‌های آموزشی ایجاد می‌شوند، که در شکل (۱) نشان داده‌شده‌اند.

در جداول (۱) تا (۳) داده های اخذ شده از سازمان راهداری و مقادیر خروجی مدل ها و خطای آن ها مرقوم شده است. این داده ها مربوط به جاده های برون شهری می باشد. جدول (۱) مربوط به پیش بینی تعداد تصادفات می باشد. دو مدل SVM و BPNN (Back Propagation Neural Network) مقایسه شده و خطای آن ها در سال های مختلف متفاوت می باشند. به همین ترتیب جدول (۲) به بررسی تعداد کشته شدگان پرداخته و جدول (۳) هم تعداد جراحات ناشی از تصادفات رانندگی را پیش بینی نموده است و همچنین نتایج و خطاها نیز گزارش شده اند. همانطور که مشاهده شد در تعداد بیشتری از سال ها مدل SVM خطای کمتری نسبت به BPNN داشته است.



شکل ۱ آموزش مدل پیش‌بینی ایمنی ترافیک



شکل ۲ فرآیند ماشین راهنمای پشتیبان با بهینه‌سازی انبوه ذرات بهینه‌سازی

جدول ۱ پیش‌بینی تعداد تصادفات

تاریخ	شمارش شده			مقادیر به‌دست‌آمده		خطا مقادیر به‌دست‌آمده	
	تعداد	میانگین در روز	انحراف معیار	SVM	BPNN	SVM	BPNN
۱۳۹۱	۱۱۶۴۰۳	۳۱۹	۸۱	۱۲۱۳۵۸	۱۳۱۰۵۸	۰/۰۱۶۱	۰/۰۴۱۸
۱۳۹۲	۱۱۲۱۱۴	۳۰۸	۷۵	۱۲۴۹۱۴	۴۰۵۴۷۸	۰/۰۱۸۳	۰/۰۵۲۶
۱۳۹۳	۱۰۲۲۷۵	۲۸۱	۷۹	۹۸۳۶۵	۱۰۶۳۶۹	۰/۰۳۸۱	۰/۰۱۰۳
۱۳۹۴	۱۰۱۱۶۱	۲۷۸	۶۲	۱۰۵۲۸۲	۹۶۵۸۷	۰/۰۰۸۹	۰/۰۳۷۱
۱۳۹۵	۱۰۱۷۹۲	۲۷۹	۸۸	۹۵۰۱۵	۹۱۲۵۸	۰/۰۶۱۹	۰/۰۴۲۵
۱۳۹۶	۱۲۱۱۰۸	۳۳۲	۴۹	۱۱۷۸۵۴	۱۴۴۲۶۵	۰/۰۲۵۸	۰/۰۵۷۱
۱۳۹۷	۱۵۱۸۴۰	۴۱۶	۶۸	۱۵۰۶۵۷	۱۵۲۳۶۴	۰/۰۲۳۸	۰/۰۱۲۴

جدول ۲ مقادیر پیش‌بینی آمار کشته‌شدگان

تاریخ	شمارش شده			مقادیر به‌دست‌آمده		خطا مقادیر به‌دست‌آمده	
	تعداد	میانگین در روز	انحراف معیار	SVM	BPNN	SVM	BPNN
۱۳۹۱	۱۹۰۸۹	۵۳	۱۶,۲۱	۱۸۲۴۱	۱۹۹۵۸	۰/۰۲۴۱	۰/۰۴۴۸
۱۳۹۲	۱۷۹۹۴	۵۰	۱۵,۶۲	۱۶۹۸۷	۱۶۵۲۱	۰/۰۳۷۲	۰/۰۵۳۷
۱۳۹۳	۱۶۸۷۲	۴۷	۱۴,۳۶	۱۷۸۲۵	۱۶۳۳۱	۰/۰۲۶۱	۰/۰۷۱۴
۱۳۹۴	۱۶۵۸۴	۴۶	۱۴,۸۲	۱۵۶۸۷	۱۶۹۸۲	۰/۰۶۲۲	۰/۰۴۱۱
۱۳۹۵	۱۵۹۳۲	۴۴	۱۲,۲۸	۱۵۰۱۵	۱۵۰۵۱	۰/۰۲۷۸	۰/۰۲۳۹
۱۳۹۶	۱۶۲۰۱	۴۵	۱۳,۱۴	۱۶۹۱۵	۱۷۲۸۰	۰/۰۲۳۴	۰/۰۶۲۸
۱۳۹۷	۱۷۱۸۳	۴۸	۱۴,۰۲	۱۸۲۹۳	۱۸۰۲۹	۰/۰۳۵۸	۰/۰۴۹۲

جدول ۳ پیش‌بینی تعداد جراحت

تاریخ	شمارش شده			مقادیر به‌دست‌آمده		خطا مقادیر به‌دست‌آمده	
	تعداد	میانگین در روز	انحراف معیار	SVM	BPNN	SVM	BPNN
۱۳۹۱	۳۱۸۸۰۲	۸۷۴	۱۲۸	۳۱۶۲۵۴	۳۰۸۶۹۷	۰/۰۰۹۵	۰/۰۳۵۴
۱۳۹۲	۳۱۵۷۱۹	۸۶۵	۱۴۱	۳۰۹۱۴۵	۳۰۲۵۸۷	۰/۰۲۵۷	۰/۰۴۸۵
۱۳۹۳	۳۰۴۴۸۵	۸۳۵	۱۳۳	۳۱۳۹۱۰	۳۳۵۲۹۲	۰/۰۱۵۸	۰/۰۵۲۹
۱۳۹۴	۳۱۳۰۱۷	۸۵۸	۱۲۵	۳۱۰۲۵۱	۳۳۵۲۶۹	۰/۰۱۵۱	۰/۰۴۷۸
۱۳۹۵	۳۳۳۰۶۶	۹۱۳	۲۸۹	۳۱۸۵۲۷	۳۱۷۹۳۶	۰/۰۳۴۹	۰/۰۳۶۸
۱۳۹۶	۳۳۵۹۹۵	۹۲۱	۳۱۲	۳۴۰۷۴۴	۳۱۵۴۷۸	۰/۰۲۸۴	۰/۰۴۵۱
۱۳۹۷	۳۶۷۴۴۰	۱۰۰۷	۳۳۶	۳۴۸۲۶۹	۳۷۸۴۹۶	۰/۰۴۵۸	۰/۰۳۹۹

بهینه‌سازی گروه ذرات

این تکنیک از رفتارهای اجتماعی مانند مهاجرت پرندگان و پرورش ماهی گرفته می‌شود که در آن افراد به‌عنوان ذرات تعریف می‌شوند. ذرات موقعیت خود را مطابق با تناسب در هر تکرار ارزیابی می‌کنند [40, 41]. در فضای یک‌بعدی، ذره i به‌صورت $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$ نشان داده‌شده است، سرعت آن به‌صورت $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in})$ نشان داده‌شده است و بهترین موقعیت آن به‌صورت $G_i = (g_{i1}, g_{i2}, \dots, g_{in})$ نشان داده‌شده

است. بهترین حالت در میان تمام ذرات به‌صورت $G_g = (g_{g1}, g_{g2}, \ldots, g_{gn})$ نشان داده‌شده است. سرعت و موقعیت ذره به شرح روابط (۵) و (۶) محاسبه می‌شوند:

$$v_{ir}(t+1) = v_{ir}(t) + s_1 . m_1 . \left(g_{ir}(t) - g_{ir}(t) \right) + s_2 . m_2 . (G_{jr} - x_i(t)) \quad (۵)$$

$$x_{ir}(t+1) = x_{ia}(t) + v_{ir}(t+1) \quad (۶)$$

که G_{ir} بهترین موقعیت قبلی i را نشان می‌دهد، G_{jr} بهترین موقعیت در میان تمام ذرات ا ست. S_1 پارامتر شناختی را ن شان می‌دهد و S_2 بیانگر پارامتر اجتماعی اســـت. m_1 و m_2 اعداد تصـــادفی بین ۰ و ۱ هســـتند، t نشـــان‌دهنده تعداد تکرار فعلی است.

ماشین بردار پشتیبان بهینه‌سازی شده توسط گروه ذرات

پارامترهای نامناسب، C، k و ε SVM می‌توانند منجر به بیش برازش شوند. تأثیر قابل‌توجه پارامترها بر عملکرد کلی PSO-SVM، در این زمینه بسیار حائز اهمیت می باشد [41] که در شکل (۲) آورده است. فرآیند بهینه توسط بهینه‌سازی انبوه ذرات به شرح زیر توصیف می‌شود:

مرحله ۱: پارامترهای اولیه بهینه‌سازی انبوه ذرات شامل تعداد نسل تکاملی، اندازه جمعیت، وزن اینرسی، و به‌طور تصادفی یک جمعیت متشکل از ذرات شامل ε و c.

مرحله ۲: استفاده از پارامترهای انتخاب‌شده برای آموزش یک مدل SVM. نمونه‌های آزمایشی برای اندازه‌گیری قابلیت پیش‌بینی مدل SVM استفاده می‌شوند. کارایی مدل توسط برازش به‌عنوان میانگین مطلق خطا اندازه‌گیری می‌شود: $\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left|\frac{y_i-\hat{y}_i}{y_i}\right|_1$ که در آن y_i مقدار حقیقی، و $\hat{y}_i$ مقدار پیش‌بینی است.

مرحله ۳: ســـرعت و موقعیت هر ذره با معادلات (۵) و (۶) محاسبه شود.

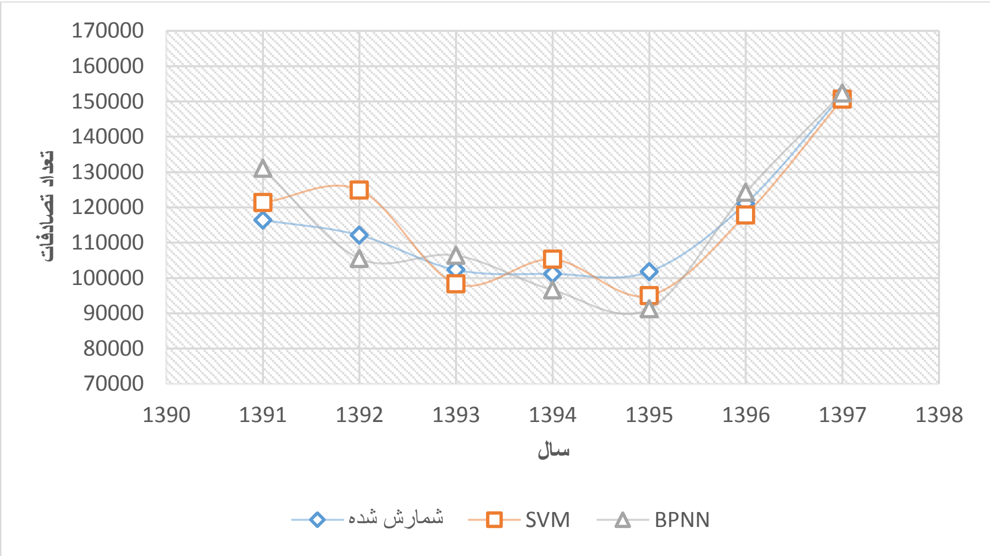
مرحله ٤: اگر معیار اتمام (میزان ε) برقرار باشـــد، الگوریتم متوقف شده و بهترین پا سخ SVM به د ست می‌آید. در غیر این صــــورت، با توجه به معادلات (۵) و (۶)، ذره جدید تولید می‌شود.

نتایج

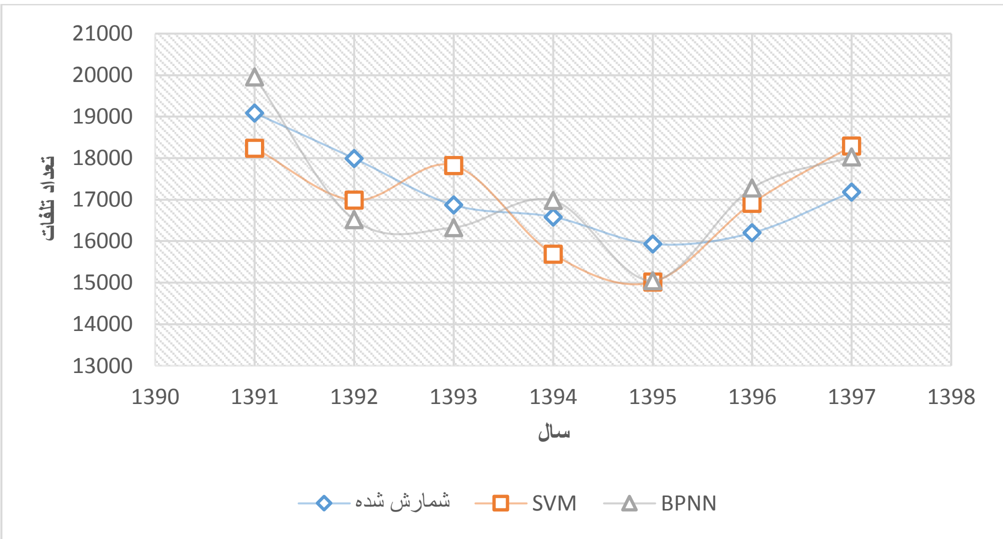
در این مطالعه داده‌های مربوط به ایمنی ترافیک از ۱۳۷۶ تا ۱۳۹۷ به‌منظور بررسی توانایی پیش‌بینی روش پیشنهادی استفاده می‌شوند. به این ترتیب داده‌های مربوط به سال‌های ۱۳۷۶ تا ۱۳۹۰ به‌عنوان داده‌های آموزش الگوریتم و داده‌های مربوط به سال‌های ۱۳۹۱ تا ۱۳۹۷ به‌عنوان داده‌های تست الگوریتم استفاده می‌شوند. پارامترهای "تعداد دوربین‌های کنترل سرعت"، "تعداد مراکز امداد جاده‌ای"، "جمعیت"، "نفر-کیلومتر جابجا شده" و "نسبت خودروهای مسافری به باری" که از مرور ادبیات بدست آمده اند، به‌عنوان ورودی مدل PSO - SVM استفاده می‌شود. ویژگی‌های تصمیم‌گیری شامل تعداد تصادفات، تعداد فوت و تعداد آسیب است که به‌عنوان خروجی مدل PSO - SVM استفاده می‌شود. مقادیر پیش‌بینی تعداد تصادفات، تعداد فوت و تعداد مجروحین توسط مدل PSO - SVM در جدول (۳-۱) به نمایش درآمده است. مقایسه مقادیر پیش‌بینی بین شبکه PSO - SVM و شبکه عصبی پس انتشار در شکل‌های (۳) تا (۵) ارائه‌شده است. و جدول (٤) مقایسه‌ای بین میانگین درصد خطای مطلق (MAPE) بین PSO-SVM و شبکه عصبی پس‌انتشار را نشان می‌دهد که مقادیر میانگین مطلق خطا برای تعداد تصادفات با روش PSO-SVM و شبکه عصبی پس‌انتشار عبارت‌اند از ۰/۰۲۸۱ و ۰/۰٤۹۸. همچنین تعداد تلفات گزارش‌شده توسط مدل PSO-SVM و شبکه عصبی پس‌انتشار عبارت‌اند از ۰/۰۳۳٤ و ۰/۰۵٦۱۰، و مقدار میانگین مطلق خطا برای تعداد مجروحین گزارش‌شده توسط مدل PSO-SVM و شبکه عصبی به ترتیب عبارتند از ۰/۰۲٦۱ و ۰/۰٤۵۲ که نشان‌دهنده این مطلب است که ایمنی ترافیک که توسط PSO-SVM گزارش‌شده دارای دقت بیشتری نسبت به شبکه عصبی پس انتشار است.

همان‌طور که در شکل (۳) مشاهده می‌شود، مقادیر پیش‌بینی تعداد تصادفات روش PSO-SVM و شبکه عصبی پس‌انتشار مقایسه شده‌اند. روند کلی از سال ۹۱ تا ۹۵ به‌صورت نزولی بوده اما متأسفانه تا سال ۹۷ تعداد تصادفات افزایش‌یافته است. آنچه مشخص است آن است که ماهیت تصادفی بودن داده‌های تصادفات در هر دو روش دیده می‌شود و نمی‌توان اظهار کرد که یکی از مدل‌ها همواره مقادیری کمتر یا بیشتر از داده‌های شمارش‌شده را گزارش می‌کنند. مطابق شکل (٤) این مطلب بیان می‌شود که روند تغییرات تلفات تقریباً مشابه تعداد تصادفات

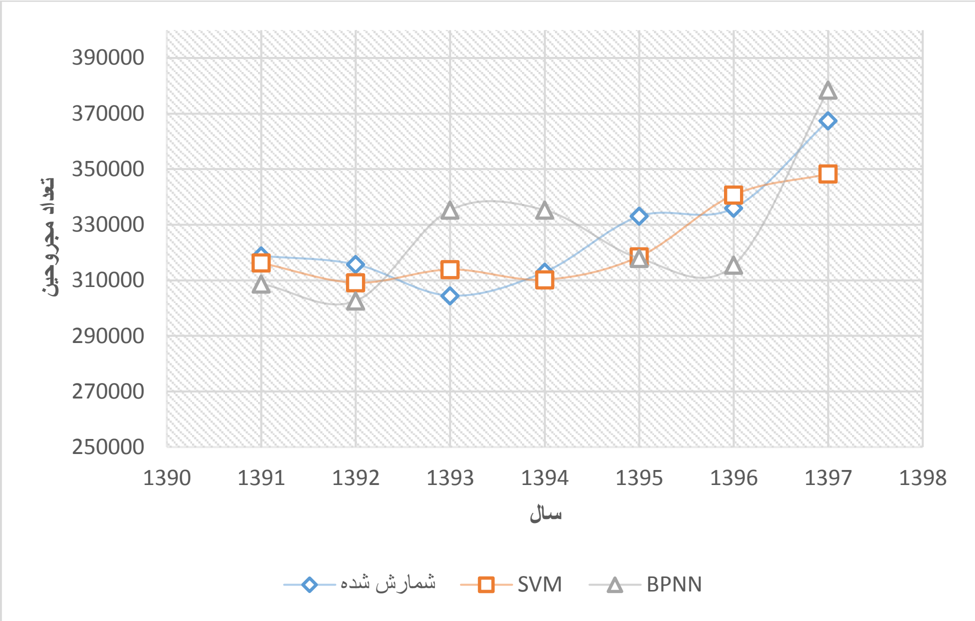
می‌باشد اما در شکل ۵ تعداد مجروحین تا سال ۹۵ تقریباً ثابت بوده و پس‌ازآن روندی صعودی به خود می‌گیرد. در شکل‌های (۳) تا (۵) می‌توان برتری مدل PSO-SVM را نسبت به شبکه عصبی مشاهده نمود که مقادیر نمودار نارنجی‌رنگ به آبی نزدیک‌تر است تا نمودار طوسی‌رنگ. به طور مثال در شکل (۳) در سال ۱۳۹۱ خروجی SVM تعداد ۱۲۰۰۰۰ تصادف را گزارش می‌کند که مقدار شمارش شده هم ۱۱۸۰۰۰ می باشد این در حالی است که شبکه عصبی ۱۳۰۰۰۰ تصادف را معرفی می‌کند که تفاوت نسبت به مقادیر مشاهده شده ملموس می‌باشد. نکته دیگری که می‌توان به آن اشاره کرد آن است که مدل‌ها نوسانات بیشتری نسبت به داده‌های مشاهده را نشان می‌دهند. می‌توان با تنظیم مدل‌های مذکور و کاهش نوسانات، مدل‌های با دقت بالاتری ایجاد نمود. با توجه به آنکه مقدار خطا در داده‌های مربوط به تعداد مجروحین کمتر از داده‌های تعداد تصادفات و تعداد تلفات می‌باشد، می‌توان این مقوله را ناشی از تعداد داده‌های بیشتر دانست. مدل‌ها هرچقدر دارای داده‌های بیشتر باشند می‌توانند تطبیق بهتری با مقادیر شمارش‌شده داشته باشند.



شکل ۳ مقایسه مقادیر پیش‌بینی تعداد تصادفات بین PSO-SVM و شبکه عصبی پس‌انتشار



شکل ٤ مقایسه مقادیر پیش‌بینی تعداد تلفات بین PSO-SVM و شبکه عصبی پس‌انتشار



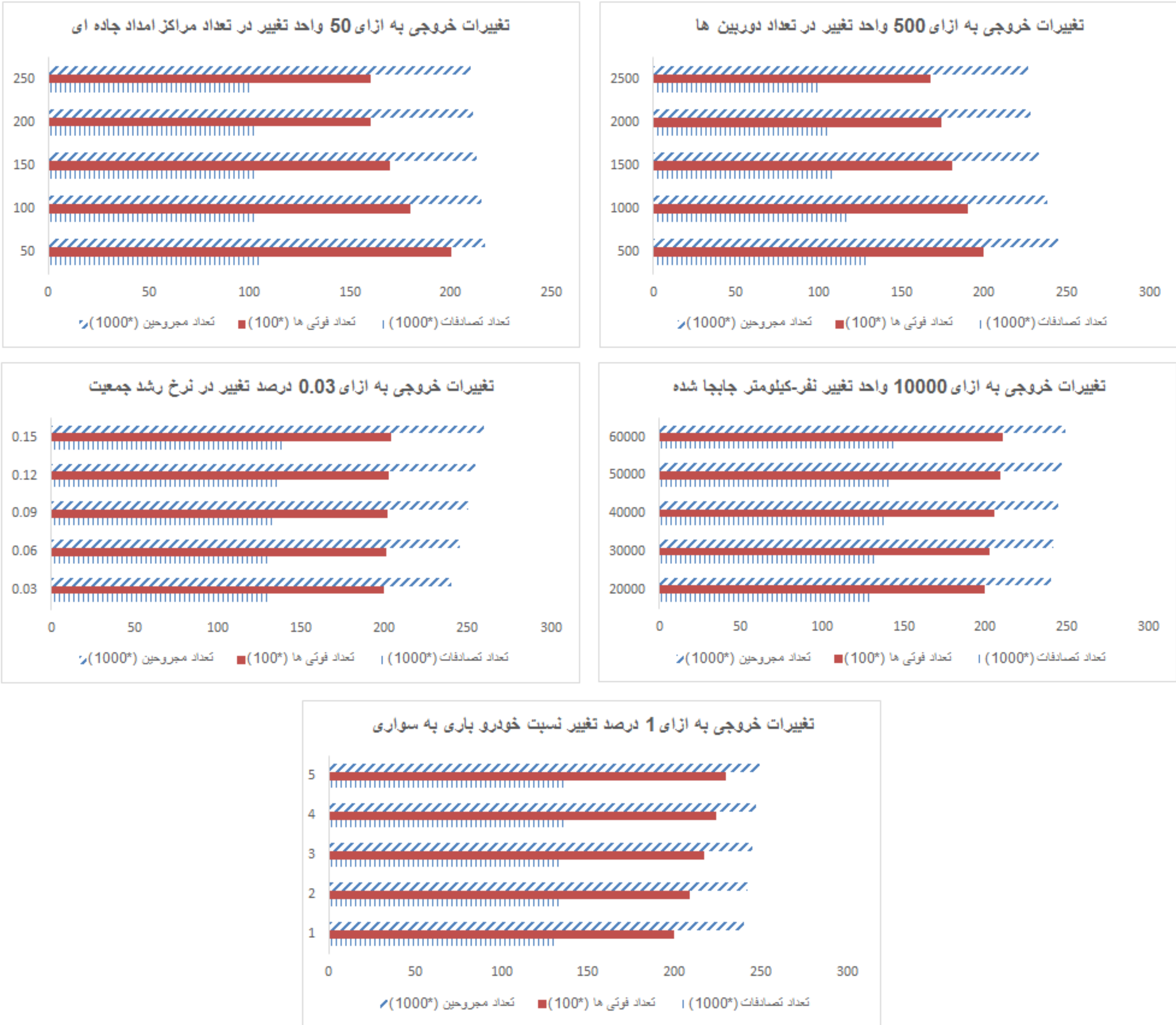
شکل ۵ مقایسه مقادیر پیش‌بینی تعداد مجروحین بین PSO-SVM و شبکه عصبی پس‌انتشار

جدول ٤ مقایسه میانگین مطلق خطا شبکه عصبی PSO - SVM و شبکه عصبی پس‌انتشار

	میانگین مطلق خطا	
	PSO	BPNN
تعداد تصادفات	۰/۰۲۸۱	۰/۰٤۹۸
تعداد تلفات	۰/۰۳۳٤	۰/۰٥٦۱
تعداد مجروحین	۰/۰۲٦۱	۰/۰٤٥۲

مطابق شکل (٦) ارتباط تعداد تصادفات، تعداد فوتی ها و تعداد مجروحین با عوامل موثر بر آنها به تصویر کشیده شده است. در این نمودار میزان حساسیت خروجی های مدل PSO-SVM نسبت به تغییر در مقادیر هر یک از پارامترها به نمایش درآمده است. تحلیل حساسیت به این موضوع اشاره دارد که با هر واحد تغییر در میزان متغیرها، مقدار خروجی به چه میزان تغییر می کند. به این ترتیب تغییر در هر یک از متغیرها روند تغییر در خروجی ها را به تصویر کشیده است.

در بخش تحلیل حساسیت این نتیجه حاصل شد که با افزایش هر ٥۰ واحد در تعداد مراکز امداد جاده ای، تعداد فوتی ها نسبت به تعداد مجروحین با شدت بیشتری کاهش می یابد. علت این امر سرعت رسیدگی این ارگان به مجروحین و کاهش مرگ و میر می باشد. به ازای هر ٥۰۰ واحد تغییر در تعداد دوربین ها، هر سه دسته خروجی نرخ کاهشی پیدا می کنند که امری منطقی و مطلوب می باشد. به ازای هر ۰٫۰۳ درصد تغییر در نرخ رشد جمعیت تعداد مجروحین با سرعت بیشتری نسبت به سایر خروجی ها افزایش می‌یابد. همچنین به ازای هر ۱۰۰۰۰ واحد افزایش در نفر-کیلومتر جابجا شده، هر سه خروجی روندی افزایشی می‌گیرند با این تفاوت که سرعت رشد تعداد تصادفات بیشتر می باشد. در نهایت به ازای هر واحد (درصد) رشد در نسبت خودروهای باری به سواری تعداد فوتی ها با شیب بیشتری افزایش می یابد که این امر حاکی از آن است که وسایل نقلیه باری تصادفات مرگ بار تری را ایجاد می‌نمایند.



شکل ٦ تحلیل حساسیت متغیرهای موثر بر خروجی ها

نتیجه‌گیری

در این مطالعه به منظور پیش‌بینی ایمنی ترافیک یک روش جدید که بهینه‌سازی گروه ذرات و ماشین بردار پشتیبان را باهم ترکیب می‌کند، ارائه‌شده است. متغیرهای "تعداد دوربین‌های کنترل سرعت"، "تعداد مراکز امداد جاده‌ای"، "جمعیت"، "نفر-کیلومتر جابجا شده" و "نسبت خودروهای مسافری به باری" است که به‌عنوان ورودی مدل PSO - SVM استفاده می‌شود. ویژگی‌های تصمیم‌گیری شامل تعداد تصادفات، تعداد فوت و تعداد آسیب است که به‌عنوان خروجی مدل PSO - SVM استفاده می‌شود. اطلاعات مربوط به ایمنی ترافیکی از سال ١٣٧٦ تا ١٣٩٧ به منظور ارزیابی توانایی پیش‌بینی روش پیشنهادی بکار گرفته شد. به این ترتیب داده‌های مربوط به سال‌های ١٣٧٦ تا ١٣٩٠ به‌عنوان داده‌های آموزش الگوریتم و داده‌های مربوط به سال‌های ١٣٩١ تا ١٣٩٧ به‌عنوان داده‌های تست الگوریتم استفاده می‌شوند. مقادیر میانگین مطلق خطا برای پیش‌بینی تعداد تصادفات توسط شبکه PSO - SVM و شبکه عصبی پس انتشار به ترتیب ٠/٠٢٥١ و ٠/٠٤٩٨ است. همچنین مقادیر میانگین مطلق خطا برای پیش‌بینی تعداد فوتی‌ها توسط شبکه PSO - SVM و شبکه عصبی پس-انتشار به ترتیب ٠/٠٣٣٤ و ٠/٠٥٦١ می‌باشد. درنهایت مقادیر میانگین مطلق خطا برای پیش‌بینی تعداد جراحت‌ها توسط شبکه عصبی PSO - SVM و شبکه عصبی پس انتشار به ترتیب ٠/٠٢٨١ و ٠/٠٤٥٢ به دست آمد. نتایج تجربی نشان می‌دهد که پیش‌بینی ایمنی ترافیک توسط PSO - SVM برتر از شبکه عصبی پس انتشار است. همان‌طور که بیان شد، روند تغییرات تلفات تقریباً

مشابه تعداد تصادفات می‌باشد اما تعداد مجروحین تا سال ۹۵ تقریباً ثابت بوده و پس‌ازآن روندی صعودی به خود می‌گیرد. نکته دیگری که می‌توان به آن اشاره کرد آن است که مدل‌ها نوسانات بیشتری نسبت به داده‌های مشاهده را نشان می‌دهند. می‌توان به تنظیم مدل‌های مذکور و کاهش نوسانات مدل‌های با دقت بالاتری ایجاد نمود. با توجه به آن که مقدار خطا در داده‌های مربوط به تعداد مجروحین کمتر از داده‌های تعداد تصادفات و تعداد تلفات می‌باشد، می‌توان این مقوله را ناشی از تعداد داده‌های بیشتر دانست. مدل‌ها هرچقدر دارای داده‌های بیشتر باشند می‌توانند تطبیق بهتری با مقادیر شمارش‌شده داشته باشند. با مشاهده شکل های (۱) تا (۳) این نکته حاصل می شود که تعداد تصادفات از سال ۹۱ تا ۹۷ برآیندی صعودی دارد. اما در مورد تعداد تلفات مشاهده شده چنین نبوده و تعداد تلفات گزارش شده در سال ۹۷ کمتر از سال ۹۱ می باشد و تعداد مجروحین نیز روندی صعودی را ثبت کرده است. این امر بیانگر آن است که با وجود افزایش تعداد تصادفات از شدت آن ها کاسته شده است که می توان علل آن را در عواملی همچون کیفیت هندسی جاده، کیفیت خودروها و خطاهای منجر به فوت انسانی جستجو نمود. مفهوم این بخش آن است که خطاها و تصادفات منجر به فوت کم شده اند اما تصادفات جزئی افزایش داشته‌اند. نکته دیگر آن است که در سال ۹۵ کمترین تعداد تصادفات و تلفات گزارش شده اما تعداد مجروحین در کمترین مقدار خود نیست. مدل PSO-SVM در مورد تعداد تصادفات و تعداد تلفات مقادیر بالاتری را نسبت به داده های مشاهده شده نشان داده که این نتیجه را بیان می‌کند که مدل PSO-SVM روندی بدبینانه را در پیش می گیرد که طبیعتا می تواند توجه مسئولین و طراحان را بیشتر به خود جلب کرده تا در نهایت تعداد تصادفات و تلفات کاسته شود. این در حالی است که در نمودار تعداد مجروحین این سخت گیری توسط مدل PSO-SVM کمتر بوده است. در انتها پیشنهاد می شود که در مطالعات آتی از داده های بیشتر استفاده شود تا دقت مدل ها بیشتر شود. همچنین به منظور مقایسه بهتر می توان روش یادگیری عمیق را پیاده‌سازی و با روش PSO-SVM مقایسه نمود. در ضمن چنانچه نوع تسهیلات (درجه‌بندی راه) وارد مدل شود، قطعا می تواند تفکیک بهتری ایجاد نموده و کارایی سیستم را افزایش دهد. عوامل انسانی از دیگر متغیرهای تاثیر گذار هستند که می‌توانند در مطالعات آتی در مدل ها مدنظر قرار گیرند. در نهایت این نتایج حاصل شد که با افزایش هر ۵۰ واحد در تعداد مراکز امداد جاده ای، تعداد فوتی ها نسبت به تعداد مجروحین با شدت بیشتری کاهش می یابد. علت این امر سرعت رسیدگی این ارگان به مجروحین و کاهش مرگ و میر می باشد. به ازای هر ۵۰۰ واحد تغییر در تعداد دوربین ها، هر سه دسته خروجی نرخ کاهشی پیدا می کنند که امری منطقی و مطلوب می باشد. به ازای هر ۰,۰۳ درصد تغییر در نرخ رشد جمعیت تعداد مجروحین با سرعت بیشتری نسبت به سایر خروجی ها افزایش می‌یابد. همچنین به ازای هر ۱۰۰۰۰ واحد افزایش در نفر-کیلومتر جابجا شده، هر سه خروجی روندی افزایشی می‌گیرند با این تفاوت که سرعت رشد تعداد تصادفات بیشتر می‌باشد. در نهایت به ازای هر واحد (درصد) رشد در نسبت خودروهای باری به سواری تعداد فوتی ها با شیب بیشتری افزایش می‌یابد که این امر حاکی از آن است که وسایل نقلیه باری تصادفات مرگ بار تری را ایجاد می‌نمایند.

مراجع

1. Ameri, A., Bigdeli Rad, H., Shaker, H., & Ameri, M., "Cellular Transmission and Optimization Model Development to Determine the Distances between Variable Message Signs", *Journal of Transportation Infrastructure Engineering*, 7(1), (2021).
2. Rad, V. B., Najafpour, H., Ngah, I., Shieh, E., Rashvand, P., & Rad, H. B., "What Are The Safety Factors Associating with Physical Activity in Urban Neighborhoods?(A Systematic Review)", *Journal of Applied Environmental and Biological Sciences*, Vol. 5(3), pp. 259-266, (2015).
3. Abdi, A., Mosadeq, Z., & Bigdeli Rad, H., "Prioritizing Factors Affecting Road Safety Using Fuzzy Hierarchical Analysis", *Journal of Transportation Research*, Vol. 17(3), pp. 33-44, (2020).

4. Xiao, J., "SVM and KNN ensemble learning for traffic incident detection. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications", Vol. 517, pp. 29-35, (2019).
6. Huang, J., Zhou, J., Wang, Z., wang, Q., & Peng, Y., "Network Anomaly Traffic Classification and Optimization Based on PSO-SVM", *In Proceedings of the 2nd International Conference on Artificial Intelligence and Advanced Manufacture*, Vol. 9, pp. 173-180, October, (2020).
7. Duan, M., "Short-time prediction of traffic flow based on PSO optimized SVM", *In 2018 international conference on intelligent transportation, big data & smart city (ICITBS)*, Vol. 34, pp. 41-45, IEEE, January, (2018).
8. Radja, D. I. A. F., TOLBA, C., & Moh, A. N. S., "Traffic Urban Control Using an Intelligent PSO Algorithm Based on Integrated Approach", (2020).
9. Ali, E. M., Ahmed, M. M., & Wulff, S. S., "Detection of critical safety events on freeways in clear and rainy weather using SHRP2 naturalistic driving data: Parametric and non-parametric techniques", *Safety Science*, Vol. 119, pp. 141-149, (2019).
10. Rovšek, V., Batista, M., & Bogunović, B., "Identifying the key risk factors of traffic accident injury severity on Slovenian roads using a non-parametric classification tree", *Transport*, Vol. 32(3), pp. 272-281, (2017).
11. Duo, M., Qi, Y., Lina, G., & Xu, E., "A short-term traffic flow prediction model based on EMD and GPSO-SVM", In 2017 IEEE 2nd Advanced Information Technology, *Electronic and Automation Control Conference (IAEAC)*, Vol. 15, pp. 2554-2558, IEEE, March, (2017).
12. Shaker, H., & Bigdeli Rad, H., "Evaluation and Simulation of New Roundabouts Traffic Parameters by Aimsun Software", *Journal of Civil Engineering and Materials Application,* Vol. 2(3), pp. 146-158, (2018).
13. Sarkar, S., Vinay, S., Raj, R., Maiti, J., & Mitra, P., "Application of optimized machine learning techniques for prediction of occupational accidents", *Computers & Operations Research*, Vol. 106, pp. 210-224, (2019).
14. Bener, A., Al Maadid, M. G. A., zkan, T., Al-Bast, D. A. E., Diyab, K. N., & ajunen, T., "The impact of four-wheel drive on risky driver behaviours and road traffic accidents", *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, Vol. 11(5), pp. 324–333, (2008).
15. Bonnet, E., Lechat, L., & Ridde, V., "What interventions are required to reduce road traffic injuries in Africa? A scoping review of the literature", *PLoS One,* Vol. 13(11), e0208195, (2018).
16. Aldegheishem, A., Yasmeen, H., Maryam, H., Shah, M. A., Mehmood, A., Alrajeh, N., & Song, H., "Smart road traffic accidents reduction strategy based on intelligent transportation systems (tars)", *Sensors,* Vol. 18(7), pp. 1983, (2018).
17. Marusin, A., Marusin, A., & Ablyazov, T., "Transport infrastructure safety improvement based on digital technology implementation", *In International Conference on Digital Technologies in Logistics and Infrastructure (ICDTLI 2019)*, pp. 348-352, Atlantis Press, September, (2019).
18. Najaf, P., Isaai, M. T., Lavasani, M., & Thill, J. C., "Evaluating traffic safety policies for developing countries based on equity considerations", *Journal of Transportation Safety & Security,* 9(sup1), pp. 178-203, (2017).
19. Lee, J.-Y., Chung, J.-H., & Son, B., "Analysis of traffic accident size for Korean highway using structural equation models", *Accident Analysis and Prevention,* Vol. 40(6), pp. 1955–1963, (2008).

20. Kweon, K. S., Moon, J. M., Kyung-Kyu, K. I. M., Chang, Y. B., & Jung, J. S., U.S. Patent No. 10,163,342. Washington, DC: U.S. Patent and Trademark Office, (2018).
21. Yilma, H., Rimal, R., & Ryskulova, N., "Road Traffic Behaviors by Gender in Serbia", *Health Science Research commons*, Vol. 2, pp.214-223, (2017).
22. Zheng, X. I. A. O., Ye, T. I. A. N., Dongsheng, C. A. O., & ZHANG, Z., "Road Traffic Risk Safety Prediction Based on BP Neural Network", *In 2020 IEEE 9th Joint International Information Technology and Artificial Intelligence Conference (ITAIC)*, Vol. 9, pp. 527-533, IEEE, December, (2020).
23. Wu, D., & Wang, S., "Comparison of road traffic accident prediction effects based on SVR and BP neural network", *In 2020 IEEE International Conference on Information Technology, Big Data and Artificial Intelligence (ICIBA)*, Vol. 1, pp. 1150-1154, IEEE, November, (2020).
24. Goniewicz, K., Goniewicz, M., Pawłowski, W., & Fiedor, P., "Road accident rates: strategies and programmes for improving road traffic safety", *European journal of trauma and emergency surgery,* Vol. 42(4), pp. 433-438, (2016).
25. Mallia, L., Lazuras, L., Violani, C., & Lucidi, F., "Crash risk and aberrant driving behaviors among bus drivers: the role of personality and attitudes towards traffic safety", *Accident Analysis & Prevention,* Vol. 79, pp. 145-151, (2015).
26. Pedrycz, W., Park, B. J., & Pizzi, N. J., "Identifying core sets of iscriminatory features using particle swarm optimization", *Expert Systems with Applications,* Vol. 36(3), pp. 4610–4616, (2009).
27. Jun, C., Congying, L., & Guangming, D., "Traffic safety assessment of freeway based on BP neural network", *Journal of Tongji University Natural Science*, 7, Vol. 36, pp. 83-92, (2008).
28. Gang, R., & Zhuping, Z., "Traffic safety forecasting method by particle swarm optimization and support vector machine", *Expert Systems with Applications,* Vol. 38(8), pp. 10420-10424, (2011).
29. Cui, J., Zhang, H., Zhao, J., & Zhang, Y., "Research on SVM-Based Highway Traffic Safety Evaluation Model", *In International Conference on Green Intelligent Transportation System and Safety*, pp. 799-809, Springer, Singapore, July, (2017).
30. Doğan, A. A. E., & ANgüngör, A. P., "Estimating road accidents of Turkey based on regression analysis and artificial neural network approach", *Advances in transportation studies,* Vol. 16, 11Y22, (2008).
31. Afandi, Z. S., Bigdeli, R. H., & Shaker, H. (2019). Using optimization and metaheuristic method to reduce the bus headway (Case study: Qazvin Bus Routes).
32. Yasin Çodur, M., & Tortum, A., "An artificial neural network model for highway accident prediction: A case study of Erzurum", *Turkey. PROMET-Traffic&Transportation,* Vol. 27(3), pp. 217-225, (2015).
33. Graham, D. J., Naik, C., McCoy, E. J., & Li, H., "Do speed cameras reduce road traffic collisions?", *PLoS one,* Vol. 14(9), e0221267, (2019).
34. Chokotho, L., Mulwafu, W., Singini, I., Njalale, Y., Maliwichi-Senganimalunje, L., & Jacobsen, K. H., "First responders and prehospital care for road traffic injuries in Malawi", *Prehospital and disaster medicine,* Vol. 32(1), pp. 14, (2017).
35. Anstey, K. J., Eramudugolla, R., Ross, L. A., Lautenschlager, N. T., & Wood, J., "Road safety in an aging population: risk factors, assessment, interventions, and future directions", *International Psychogeriatrics*, Vol. 28(3), pp. 349-

356, (2016).

36. Linder, A., & Svensson, M. Y., "Road safety: the average male as a norm in vehicle occupant crash safety assessment", *Interdisciplinary Science Reviews*, Vol. 44(2), pp. 140-153, (2019).
37. Castillo-Manzano, J. I., Castro-Nuño, M., & Fageda, X., "Can cars and trucks coexist peacefully on highways? Analyzing the effectiveness of road safety policies in Europe", *Accident Analysis & Prevention*, Vol. 77, pp. 120-126, (2015).
38. Jain, P., Rahman, I., & Kulkarni, B. D., "Development of a soft sensor for a batch distillation column using support vector regression techniques", Chemical, (2007).
39. Tasgetiren, M. F., Liang, Y.-C., Sevkli, M., & Gencyilmaz, G., "A particle swarm optimization algorithm for makespan and total flowtime minimization in the permutation flowshop sequencing problem", *European Journal of Operational Research*, Vol. 177(3), pp. 1930–1947, (2007).
40. Nobile, M. S., Besozzi, D., Cazzaniga, P., Mauri, G., & Pescini, D., "A GPU-based multi-swarm PSO method for parameter estimation in stochastic biological systems exploiting discrete-time target series", *In European Conference on Evolutionary Computation*, Machine Learning and Data Mining in Bioinformatics, pp. 74-85, Springer, Berlin, Heidelberg, April, (2012).
41. Deng, W., Yao, R., Zhao, H., Yang, X., & Li, G., "A novel intelligent diagnosis method using optimal LS-SVM with improved PSO algorithm", *Soft Computing*, Vol. 23(7), pp. 2445-2462, (2019).
42. Hu, W., Yan, L., Liu, K., & Wang, H., "A short-term traffic flow forecasting method based on the hybrid PSO-SVR", *Neural Processing Letters*, Vol. 43(1), pp. 155-172, (2016).